第41卷 第12期
2024年12月

干 旱 区 研 究
ARID ZONE RESEARCH

Vol. 41 No. 12
Dec. 2024

环境条件对黄河流域植被干旱状态的影响特征分析

杨晓娟[1,2]， 韩立新[1,2]， 吕 超[1,2]

（1. 水发规划设计有限公司，山东 济南 250000；2. 山东省湖泊流域管理信息化工程技术研究中心，山东 济南 250000）

摘 要： 为明晰黄河流域不同植被干旱指数对气候变化的空间响应特征，选取2003—2022年的植被状态指数（VCI）、植被健康指数（VHI）、温度植被干旱指数（TVDI）与降水、温度、蒸散发数据，结合趋势分析、空间通径分析及多层感知机（MLP）回归分析，探究黄河流域3种植被干旱指数的时空变化特征，揭示气候因子对黄河流域植被干旱状态的直接影响、间接影响和综合影响。结果表明：（1）20 a内VCI、VHI呈波动上升趋势，TVDI增减趋势不明显；空间上以温带-暖温带界限为分割，东南方向TVDI与西北方向VHI降低趋势明显。（2）降水对VCI、温度对TVDI的直接促进作用最强，降水对TVDI、温度对VHI的间接作用最强；TVDI主要受降水的抑制作用，VCI、VHI主要受温度的促进作用。（3）3种植被干旱指数均与降水、温度呈负相关关系，与潜在蒸散发量呈正相关关系；影响TVDI的主要影响特征为潜在蒸散发量，影响VCI、VHI的最主要影响因素为温度；VHI最适用于黄河流域的植被干旱状态判定。研究结果可为黄河流域干旱状况评估及治理提供理论依据。

关键词： 黄河流域；干旱；通径分析；MLP回归分析；植被干旱指数

干旱是全球最常见、最广泛的自然灾害[1-2]。长期的干旱不能满足农作物水分需求，使农作物正常生长受到抑制[3-4]，进而降低植被的水土保持功能。我国因干旱频发而导致的经济、生态损失较大[5]，处于我国半干旱和半湿润气候区的黄河流域是气候敏感型干旱的代表地区，主要表现在流域内降雨量相差悬殊且变率大[6]，对年降水量变化太敏感而引起水资源紧缺[7]，更有日益频繁的人类活动导致影响干旱发生的要素增多[8]，以致近年来植被干旱胁迫日益严重[9]。因此，研究环境条件变化与植被干旱状态的关系，获取最适用于黄河流域植被干旱判定的干旱指标，对于客观、准确评估干旱影响程度及范围等有着重要意义。

20世纪末，由美国国家海洋和大气管理局（NOAA）国家环境卫星信息资料中心（NESDIS）开发的植被状态指数（Vegetation Condition Index, VCI）[10]，因其计算简单、对植被敏感等优势在高植被覆盖区时空连续的干旱监测中得到了广泛应用[11]。然而，干旱的发生通常与降水[12]、气温[13]的周期波动紧密相关。Kogan[14]于2001年提出了兼顾植被和气温两种状态的植被健康指数（Vegetation Health Index, VHI），成功实现了55 km精度下全球不同地区的干旱监测。2002年，Sandholt等[15]提出了基于植被指数和地表温度关系的温度植被干旱指数（Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI），该指数包括了降雨过程中截留、蒸散、饱和地下水流等一系列降水过程，弥补了VCI、VHI反映降水对干旱影响的研究空白。上述因子极大地丰富了农业-干旱、植被-干旱的表征内涵，当前已得到广泛应用。如牟伶俐等[16]发现，VHI能够较好地对植被的受旱状态做出反映；徐明立等[17]基于VCI分析发现，黄土高原地区的干旱减轻趋势最明显；向大亨等[18]基于SPI和VHI识别了长江中下游地区旱情的发生频率特点；李新尧等[19]研究指出，VCI指标在陕西农业干旱方面监测能力较强，其农业生长季VCI值与作物干旱受灾面积的负相关关系极为显著。

收稿日期： 2024-06-03； **修订日期：** 2024-10-16
基金项目： 山东省省级水利科研项目（SDSLKY201808）；水发设计集团科研项目（SFSJKY201913）
作者简介： 杨晓娟（1987-），女，硕士，高级工程师，主要从事水土保持方面的研究. E-mail: sxwncc@126.com
通讯作者： 韩立新. E-mail: 308372367@qq.com

然而，现有研究大都仅依靠不同的指标组合方式对某地区做出大尺度范围的干旱时空分布及演变特征分析，不同变量对干旱的影响路径仍不清晰。基于此，本研究选择气象干旱呈显著性增强趋势的黄河流域为研究区域[8]，选取2003—2022年的TVDI、VCI、VHI数据集，分析黄河流域不同干旱指标的时空变化趋势，通过空间通径分析方法明晰降水、温度对黄河流域干旱的影响路径，采用多层感知机（MLP）回归分析法补充潜在蒸散发对黄河流域干旱的影响研究，以期为黄河流域的干旱防治、水土保持及生态安全提供理论依据。

1 资料与方法

1.1 研究区概况

发源于中国最西部巴颜喀拉山区的黄河[20]是中国第二大长河[21]。黄河流域(32°10′~41°50′N、95°53′~119°05′E)大部分区域属于干旱和半干旱区[22]，地势西高东低，海拔介于-6~6272 m(图1)。多年平均降水量约为440 mm，降水集中但分布不均；多年平均气温在7 ℃左右，且降水和气温均呈由南向北、由东向西递减的特征[23]；大部分地区日照充足、蒸散发量较大，多年平均蒸发量介于800~1800 mm之间[24]，干旱较为严重。加之全球变暖、降水量减少、水资源利用不合理等因素，黄河流域近年来干旱有所加剧[25]。

1.2 数据来源及预处理

温度植被干旱指数（TVDI）由归一化植被指数（NDVI）和地表温度（LST）计算而来，主要用于干旱监测[25]，如干旱程度的空间变化特征分析[26]等，尤以监测全区域尺度下特定年份某一时期的相对干旱程度为主。植被状况指数（VCI）通过计算当前的NDVI与历史时期同一时段内NDVI最大值与最小值比率，反映在相同生育期内植被的生长发育状况，可用以反映土壤水分状况，是表征农业干旱的关键干旱指标[27]。植被健康指数（VHI）为植被状况指数（VCI）与温度状态指数（Temperature Condition Index, TCI）的加权平均值，其中TCI为当下LST与历史时期同一时段内LST最大值、最小值之比，VHI可反映干旱对植被指数和冠层温度的影响[28]，目前已被广泛用于干旱的监测和描述[29]。

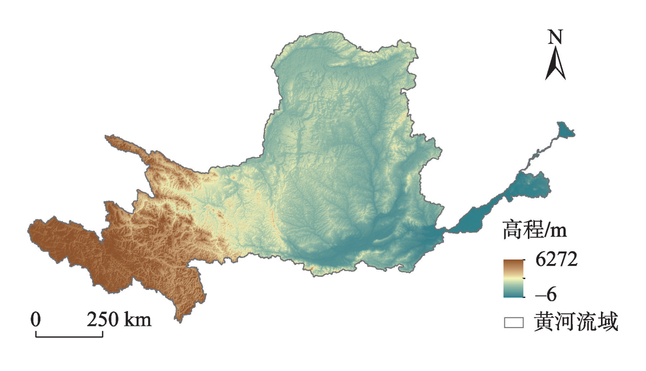


图1 研究区位置示意图

Fig. 1 Study area location map

选取夏浩铭[30]发布在国家冰川冻土沙漠科学数据中心（http://www.ncdc.ac.cn）的黄河流域TCI、VCI、VHI、TVDI逐年1 km分辨率数据集，该数据集利用Google Earth Engine（GEE）获取MODIS产品的NDVI和LST数据，参照MODIS Collection（C61）Product User Guide进行像元提取，并针对选取波段内不同的像元值划分高质量像元、边际像元、低质量像元，对已标定的像元进行掩膜处理，凭借提取的高质量像元生成并分别生产了2003—2022年黄河流域逐年的温度植被干旱指数（TVDI）、植被状态指数（VCI）、植被健康指数（VHI）数据集[31]。温度、降水和潜在蒸散发数据选自彭守璋[32]发布在时空三极环境大数据平台（http://poles.tpdc.ac.cn/zh-hans/）的中国1 km分辨率逐月平均气温数据集、中国1 km分辨率逐月降水量数据集和中国1 km分辨率逐月潜在蒸散发数据集。其中气温和降水量数据集是根据CRU发布的全球0.5°气候数据集、WorldClim发布的全球高分辨率气候数据集，通过空间降尺度方法生成中国地区降尺度数据，蒸散发数据由中国1 km逐月均温、最低温、最高温数据集采用Hargreaves潜在蒸散发计算式得到。所得数据经496个独立气象观测点数据验证结果可信[33]，目前已被广泛应用。其中年均气温数据由年内月均温平均所得，年均降水量、年均蒸散发量由年内月值累加所得[34]。所有数据经预处理后，时间分辨率统一为1 a，空间分辨率为1 km×1 km，均投影至同一坐标系下[32]。黄河流域边界数据来自黄河流域水土保持生态环境监测中心[35]。具体信息见表1。

1.3 分析方法

1.3.1 Theil-Sen Median趋势分析 选用Theil-Sen Median趋势分析计算各干旱指标变化趋势的空间分布特征，并选用Mann-Kendall方法对数据进行检验。该方法可用于估算n个样本中N对数据的趋势

表1 数据来源及预处理信息

Tab. 1 Data source and preprocessing information

数据名称	时间分辨率(2003—2022年)	空间分辨率	原始空间分辨率	数据格式
温度植被干旱指数(TVDI)	年	1 km×1 km	1 km×1 km	TIF
植被状态指数(VCI)	年	1 km×1 km	1 km×1 km	TIF
植被健康指数(VHI)	年	1 km×1 km	1 km×1 km	TIF
逐月平均气温(TMP)	月	1 km×1 km	55 km×55 km	TIF
逐月降水量(PRE)	月	1 km×1 km	55 km×55 km	TIF
逐月潜在蒸散发(PET)	月	1 km×1 km	–	TIF
黄河流域边界	–	–	–	SHP

斜率Q_i,且对离散数据和测量误差有较强的规避能力[36]。其分析公式如下:

$$Q_i=\frac{x_j-x_k}{j-k},\ i=1,\ 2,\ \cdots,\ N \tag{1}$$

式中:x_j和x_k分别为第j个和第k个样本的时间序列值($j>k$);$N=\frac{n(n-1)}{2}$。

将N个Q_i值从小到大排列,则中值Sen's斜率估计为:

$$Q_{\mathrm{med}}=\begin{cases}Q_{[(N+1)/2]}, & N\text{为奇数}\\ \dfrac{Q_{(N/2)}+Q_{[(N+2)/2]}}{2}, & N\text{为偶数}\end{cases} \tag{2}$$

Q_{med}反应数据趋势的陡峭程度,$Q_{\mathrm{med}}>0$表明数据呈增加趋势,反之则为降低的趋势。

1.3.2 通径分析 通径分析是Sewall于1921年提出的分析方法,可用于分析因变量同多个自变量之间的线性关系[37]。其中心思想是通过计算不同路径的通径系数,最大程度排除度量单位与自变量变异程度的影响,从而达到区分多自变量对因变量的直接、间接作用的目的[38],目前多用于时序通径分析。其分析公式如下:

$$p_i=p_{i\to Y}=b_i\sqrt{\sum x_i^2\Big/\sum y^2} \tag{3}$$

$$\begin{cases}p_{i\to j\to Y}=r_{ij}p_{i\to Y}\\ p_{j\to i\to Y}=r_{ij}p_{j\to Y}\end{cases} \tag{4}$$

式中:偏回归系数b_i指Y在$i\to Y$通径上的平均反应量;$\sum x_i^2$和$\sum y^2$分别为x_i和Y变量的离均差平方和;$p_{i\to Y}$为$i\to Y$通径的直接通径系数;$p_{i\to j\to Y}$为$i\to j\to Y$通径的间接通径系数;r_{ij}为变量i、j之间的相关系数;在本研究中,i、j分别代表PRE、TMP;Y包括TVDI、VCI、VHI 3种。

对于本研究涉及的空间通径分析而言,其原理可扩展为将研究区内所有PRE、TMP年序栅格数据像元值转为向量组成的空间数据序列,以待计算像元为中心向周围扩展邻域并将邻域像元转为向量组成空间数据序列,计算的通径系数赋予待分像元,即因变量TVDI、VCI、VHI的不同年序栅格数据[39],可计算空间尺度上PRE、TMP自变量间的相互作用及对3种因变量的直接及间接影响。该方法在黄土高原的植被覆盖与水热分析[40]、长江中下游地区气候因子对生长季植被GPP变化影响[41]等研究中已经得到了较好的应用。

1.3.3 MLP回归分析 多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)由单层感知器发展而来,是一种前馈式监督训练的人工神经网络模型,可分为输入层、隐藏层和输出层。多层感知机内各神经网络内的神经元将一组输入向量映射到一组输出向量,同时在不同层之间进行全连接。在该模型的回归分析中,需要通过反向传播算法计算梯度,将误差从输出层反向传播回输入层,用于更新网络参数[40]。同时利用内部的多个隐藏层神经元以发现向量的分布式特征表现,为各神经元间的连接赋予相应权重,迭代过程中通过反向传播不断调整权重值,从而使得模型训练误差达到最小[42]。MLP具有极强的非线性映射能力[43],且其自适应性较高、容错性较强,用于本研究中可处理不同干旱指标与降水、温度、蒸散发3种气象参数之间复杂的非线性关系。本研究将自变量PRE、TMP、PET及因变量TVDI、VCI、VHI的年序栅格数据均值提取并转化为时间序列后,按8:1:1随机划分训练集、验证集、测试集,设置个数为8的神经元两层,选择sigmiod函数和tanh函数为激活函数,设定训练目标轮数为50,代码设置完成后基于MATLAB平台运行即可完成该部分计算。

1.3.4 精度检验指标 采用均方根误差(R^2)、平均绝对误差(MAE)及均方根误差(RMSE)作为模型精度检验指标,对所建MLP模型回归分析结果进行精度评定,其计算公式为:

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{m}\left(y_i-y_i^m\right)^2}{\sum_{i=1}^{m}\left(y_i-\overline{y_i}\right)^2} \tag{5}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\overline{y_i}-y_i\right| \quad (6)$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(y_i-y_i^m\right)^2} \quad (7)$$

式中：i代表年份；y_i代表第i个样本的理论参考值；y_i^m代表第i个样本的模型预测值；$\overline{y_i}$代表第i个样本的平均值。

2 结果与分析

2.1 不同干旱指标的时空变化

通过统计TVDI、VCI、VHI在不同年份的平均值以了解黄河流域20 a内的植被状态年际分布与变化趋势，统计结果如图2所示。该时段内，TVDI在0.58~0.66间变化，多年均值为0.64，呈$0.003\cdot(10a)^{-1}$微弱的降低趋势。VCI、VHI分别在0.69~0.90、0.52~0.88间以$0.09\cdot(10a)^{-1}$、$0.05\cdot(10a)^{-1}$的增速波动上升。值得注意的是，3种干旱指标的异常值集中分布于2012年，这是由于VHI、TVDI分别与月均温最大值呈正相关、与月均温最小值呈负相关，VCI则与NDVI最小值呈负相关、与月均温最大值呈正相关，而该年黄河流域雨热条件较好，NDVI值相对较高，年均气温与月气温极大值、极小值分别高出其他年、月3~8 ℃，故2012年呈现为VHI、VCI的最大值、极大值及TVDI的最小值所在年份。

为研究2003—2022年黄河流域不同植被干旱指数的变化趋势，选取Theil-Sen Median趋势分析以获得逐像元的各指数变化特征。由图3可知，TVDI在3种干旱指标中的变化程度最低，其sen's斜率变化范围在−0.025~0.019之间，VCI、VHI二者斜率的最小值和最大值分别为−0.054、−0.048和0.059、0.050。20 a内TVDI、VCI、VHI呈增长趋势的面积占比分别为43.38%、84.22%和67.54%。从空间分布来看，VHI的sen's高值分布与TVDI的−0.01~0的sen's值分布吻合度较高，均位于黄河流域腹地东南部，主要包括渭北黄土高原沟壑区、关中平原等，属温带季风气候，降水相对充分；黄河流域西部、西北部VHI、TVDI则分别表现出较强的降低、增加趋势，这是由于该区域分属高原高山气候区、温带大陆性气候区，多为干旱半干旱地区。VCI在黄河流域腹地以增加趋势为主，退耕还林作用显著。

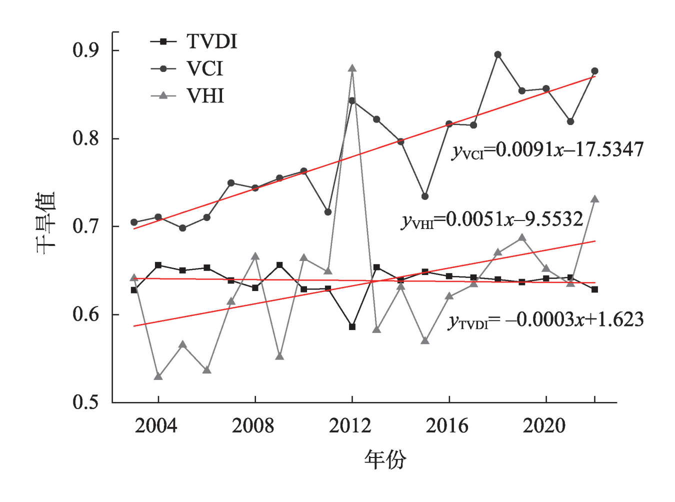


图2 不同干旱指标2003—2022年时间变化趋势

Fig. 2 Time variation trend of different drought indexes from 2003 to 2022

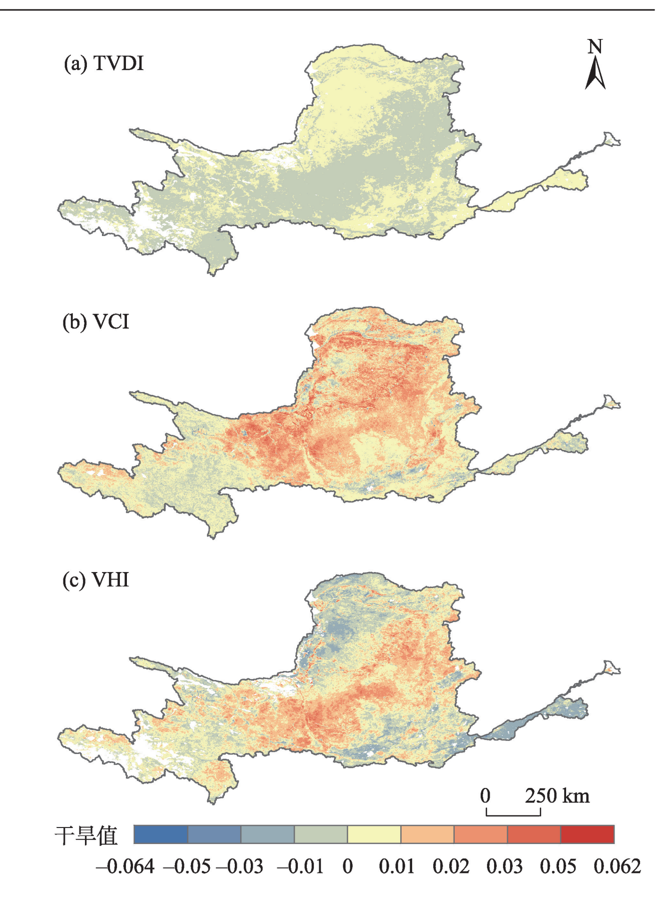


图3 不同干旱指标2003—2022年空间变化趋势

Fig. 3 Spatial variation trend of different drought indexes from 2003 to 2022

综合可知，近20 a内黄河流域气候变化以温带-暖温带为分界线，半湿润区植被健康程度、植被水分含量均有所降低，而半干旱区干旱程度则愈加增强，植被状态趋向较劣。

2.2 不同干旱指标与环境条件的空间通径分析

图4为黄河流域不同植被干旱指数与降水(P)、温度(T)的直接通径系数分布图。降水对TVDI、

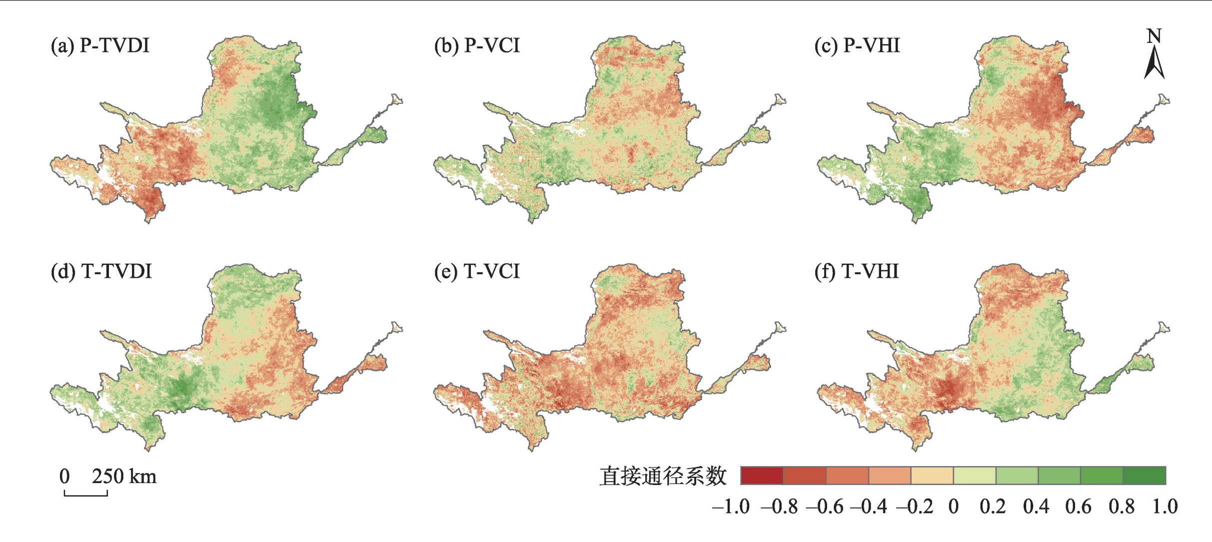


图4　降水、温度对不同植被干旱指数的直接通径系数

Fig. 4　Direct path coefficients of precipitation and temperature to different vegetation drought indices

VCI、VHI的直接通径系数分别为-0.36、0.41、0.37,降水对VCI的促进作用最强,对TVDI的抑制作用最弱;温度对TVDI、VCI、VHI的直接通径系数分别为0.66、0.18、-0.10,温度对TVDI的促进作用最强,对VHI的抑制作用最弱。就空间分布而言,降水对各植被干旱指数的直接通径系数空间分布与温度相关结果互为补充,意味着分别满足年际降水增加或年均温降低时,TVDI、VCI、VHI值的变化均呈增加趋势。降水、温度对TVDI的直接通径系数与VHI的分布互为补充,表现为降水-TVDI与温度-VHI的直接通径系数分布吻合度较高,即VHI与降水量呈负相关、与年均温呈正相关,TVDI则相反。黄河流域内降水、气温对TVDI的正向直接通径控制区面积占比为57.29%、52.96%,分别以燕山-太行山、陇中荒漠草原为最值中心向四周递减。

降水和气温可直接或间接影响植被生长及蒸腾作用,不同植被干旱指数与降水、温度的间接通径系数分布如图5所示。在TVDI、VCI、VHI的通径分析中,降水与温度的相关系数分别为0.46、0.35、0.46,可知降水对TVDI、VCI、VHI的间接通径系数分别为0.31、-0.06、-0.05,温度对TVDI、VCI、VHI的间接通径系数分别为-0.18、0.14、0.17。间接通径系数的最大值出现在降水对TVDI的间接影响关系中,其值为0.50;最小值出现在降水对VHI的间接影响中,其值为-0.51。相较直接通径系数而言,温度对VHI的间接通径系数高于直接通径系数,即温度通过降水促进VHI增加的作用强于其直接对VHI的作用。其他两两对应关系下降水、温度对不同植被干旱指数

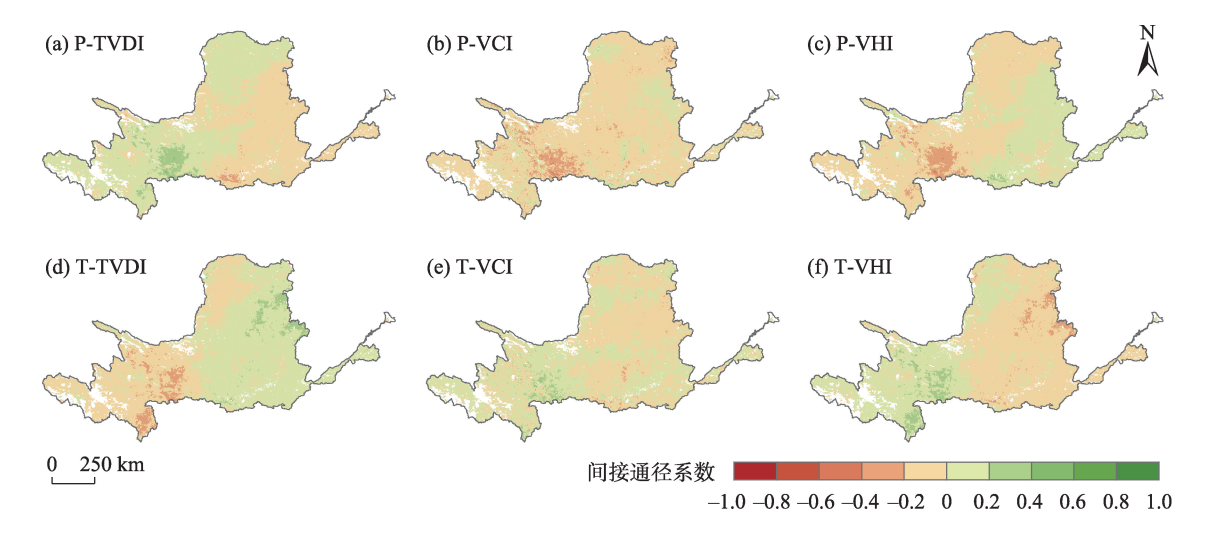


图5　降水、温度对不同干旱植被指数的间接通径系数

Fig. 5　Indirect path coefficients of precipitation and temperature to different vegetation drought indices

的间接通径系数空间分布均与直接通径系数的空间分布相反，且二者绝对值之差约为直接通径系数的34.75%~92.19%。其中降水、温度对青海-甘肃交界区黄土高原农业与草原生态区、陕西西南部汾渭盆地农业生态区的间接影响作用较为明显，这与王雄等[40]研究结果一致，即人口高密度地区、农业相对发达地区植被受自然降水和温度的控制作用较弱。

2.3 不同干旱指标与环境条件的回归分析

基于通径分析，本研究在利用MLP模型作回归分析时，补充了潜在蒸散发数据以更好地解释干旱指标的变化，基于MLP模型的降水、温度与蒸散发对不同干旱指标的相关性分析结果如图6所示。3种植被干旱指数均与PRE、TMP呈负相关关系、与PET呈正相关关系，这与张世虎等[44]的研究结果相同，植被干旱指数与温度、降水呈显著负相关关系。且与PET、PRE、TMP 3个特征相关性绝对值最高的分别为VCI、VCI、TVDI，特征值分别为-0.37、-0.24、0.26。而在不同干旱指标条件下，各气候特征间的相关关系也不同，VCI、VHI条件下TMP与PRE、PET均呈负相关关系，这是由于VCI是由当下及历史时期同时段NDVI最大值、最小值计算所得，数据源较为单一，仅可反映植被的生长发育状况，其作为干旱指标独立监测干旱情况时提供的信息较为有限[45]。

由表2可知，在干旱指标选定为TVDI的情况下，被选取的主要影响特征为潜在蒸散发量，其重要性为0.26。而在干旱指标选定为VCI、VHI的情况下，被选取的最主要影响特征均为温度，其重要性分别为-0.38、-0.37，高于PET对TVDI的影响。VHI、TVDI对应的决定系数R^2则分别为3种指标情况下的最高、最低值，即VHI与PET、PRE、TMP 3个特征的回归关系最好，MAE、RMSE值也仅有0.0001、0.0005，且其特征重要性排序在MLP算法的检测内精度最高；而TVDI虽有着较小的误差，但其决定系数最低，与PET、PRE、TMP的拟合精度最差。这与尹国应等[45]认为，VHI指数与VCI指数相比适用性更广的结果一致，能够在最高精度条件下提供更准确的监测数据用以黄河流域的干旱判定。

3 讨 论

尽管目前已有众多学者针对干旱及其成因、衡量指标进行了详细的研究[46]，受干旱自身的复杂特性及对社会影响的广泛性限制[1]，大多干旱指标都

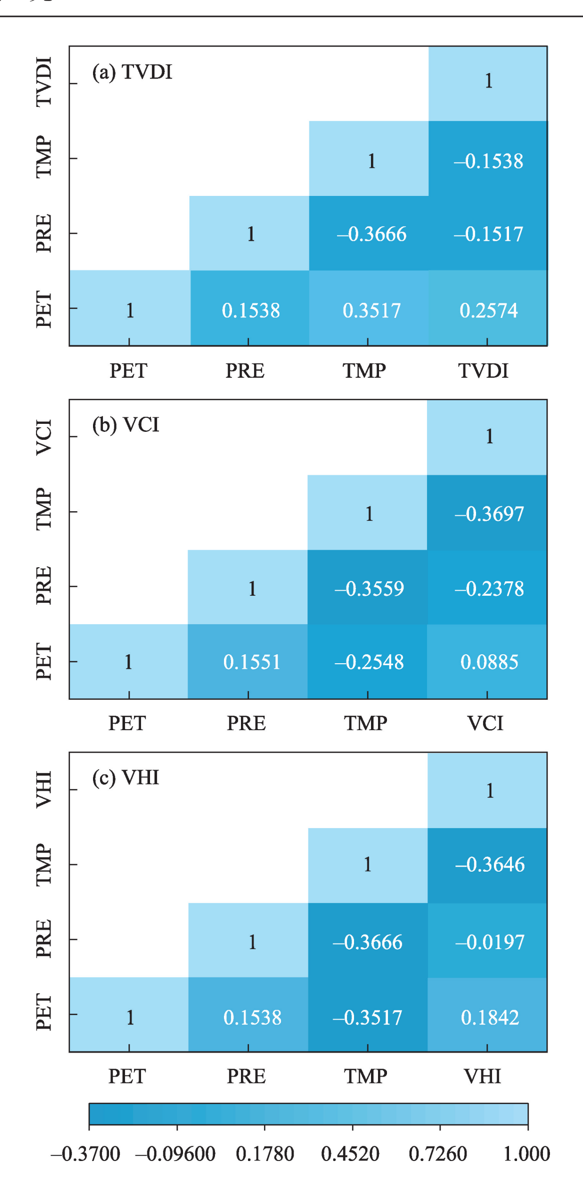


图6 基于MLP模型的降水、温度与蒸散发对不同干旱指数的相关性分析

Fig. 6 Correlation analysis of precipitation, temperature and evapotranspiration on different drought indices based on MLP model

表2 不同干旱指数条件下的气候特征重要性及MLP模型精度检验指标

Tab. 2 Importance of climate characteristics under different drought index conditions and the accuracy test index of MLP model

特征值		TVDI	VCI	VHI
特征重要性	PET	0.2574	0.0885	0.1842
	PRE	-0.1517	-0.2378	-0.0197
	TMP	-0.1538	-0.3779	-0.3646
评价指标	MAE	0.0047	0.0080	0.0005
	RMSE	0.0062	0.0211	0.0001
	R^2	0.6086	0.8672	0.9458

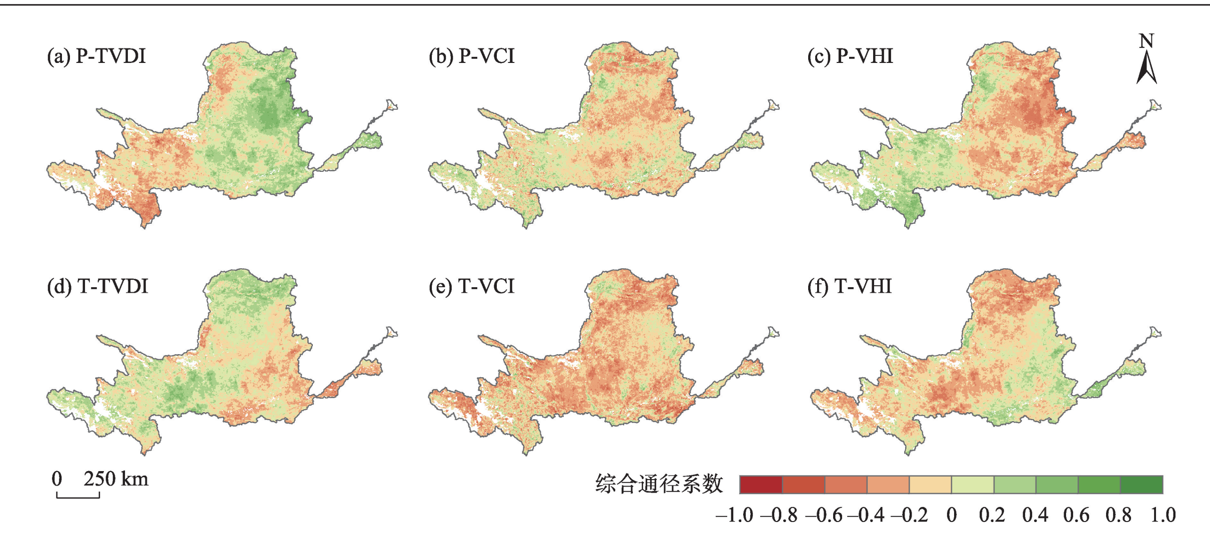


图7 降水、温度对不同干旱指数的综合通径系数

Fig. 7 Comprehensive path coefficients of precipitation and temperature to different vegetation drought indices

有其特定的适用条件。如本研究选取的VHI多用于评估植被水分和气温胁迫,VCI主要被用于非均质地区农业干旱的监测,TVDI在低植被覆盖度时,容易受背景影响,不能很好地反映植被状况等。而黄河流域横向跨度极大,水资源条件不足[47],大部分属于干旱、半干旱气候,其植被的生长状况受干旱影响较为强烈,可直接影响黄河流域水土流失的严重程度,针对该地区选取适宜性的植被干旱指数对于黄河流域的干旱监测、评估及水土保持有着重要意义。

在本研究中,黄河流域TVDI高于0.63的年份占比超过72.22%、空间占比超过61.34%,这与Wang等[48]采用SPEI发现黄河流域除冬季外其他季节干旱程度均加剧的结果一致。空间上,随着黄河流域自西向东的海拔降低,植被生长与气候因素之间的关系相反,降水量的高低成为控制植被生长的重要因素,缺水可能会引起植被对温度的负面反应[49]。具体到本研究中体现在黄河流域中下游地区VCI、VHI等偏向于表征干旱对植被影响的指数与降水的直接通径系数多为负值(图4b~图4c),且越接近入河口直接通径系数越低。与植被光合活动的开始、终止和表现密切相关的温度是影响流域内植被干旱程度的一个关键气候因素[50],且在干旱半干旱地区,植被受地表温度过高导致的蒸散发增加等缺水因素的限制,温度对植被变化的影响更为明显,这也是在干旱指标选定为VCI、VHI的情况下TMP特征重要性绝对值相对较高的主要原因。故需综合考虑降水、温度、蒸散发对植被-干旱的影响。将直接通径系数与间接通径系数相加即可得降水、温度对不同干旱指标的综合通径系数,其空间分布如图7所示。综合通径系数最值较直接通径系数均减小了0.2左右。降水对TVDI、VCI、VHI的综合通径系数分别为0.50、-0.03、-0.07,温度对TVDI、VCI、VHI的综合通径系数分别为-0.05、0.35、0.32,即TVDI主要受降水的抑制作用,VCI、VHI主要受温度的抑制作用,这与基于MLP回归分析的所得结果一致。

此外,降水、温度对植被不同生长期的影响程度不同,如降水对作物生长季初期、中期的作用强于生长季末期,但受数据来源限制,本研究未分生长季与自然季讨论各指数的年内变化、反映更具体的植被干旱情况。同时影响VCI、VHI、TVDI等指标的因素还包括灌溉、耕作、植物疾病及虫害等,本研究也未纳入该部分相关细节对植被干旱状态的响应进行分析,这是限制本研究针对各时期干旱发生程度机制做出更具体分析的原因之一。

4 结 论

本研究选取温度植被干旱指数(TVDI)、植被状态指数(VCI)、植被健康指数(VHI)作为评估黄河流域植被干旱状态指标,对其进行了时空分布规律的研究,基于通径分析法、MLP多层感知机回归分析对影响各指标变化的温度、降水、蒸散发数据进行

了分析,研究结果可为黄河流域的干旱判定及评估提供理论参考,得出如下主要结论:

(1) 20 a内VCI、VHI呈波动上升趋势,增速分别为0.09·$(10a)^{-1}$、0.05·$(10a)^{-1}$;TVDI变化趋势不显著,以波动下降为主;短期内TVDI增减趋势与VCI、VHI变化趋势相反;空间上以3种植被干旱指数均以温带-暖温带为分界线,研究时段内TVDI向东南方向呈明显的降低趋势,VHI则向西北方向趋于降低;VCI的增加区域主要集中在黄土高原范围内。

(2) 降水对VCI、温度对TVDI的直接影响最强,降水对TVDI、温度对VHI的间接影响最弱;降水、气温对TVDI的直接促进作用面积占比为57.29%、52.96%;降水的增加和温度的降低均对TVDI产生促进的作用;TVDI主要受降水的抑制作用,VCI、VHI主要受温度的抑制作用。

(3) 3种植被干旱指数均与PRE、TMP呈负相关关系、与PET呈正相关关系;影响TVDI的主要影响特征为PET,特征重要性分别为0.26;影响VCI、VHI的最主要影响因素为TMP,特征重要性分别为-0.38、-0.36;VHI在MLP算法下回归精度最高,R^2=0.95,是最适用于黄河流域干旱判定的干旱指标。

参考文献(References):

[1] 姚玉璧, 张存杰, 邓振镛, 等. 气象、农业干旱指标综述[J]. 干旱地区农业研究, 2007, 25(1): 185-189, 211. [Yao Yubi, Zhang Cunjie, Deng Zhenyong, et al. Overview of meteorological and agricultural drought indices[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2007, 25(1): 185-189, 211.]

[2] 高秉丽, 巩杰, 李焱, 等. 基于SPEI的黄河流域多尺度干湿特征分析[J]. 干旱区研究, 2022, 39(3): 723-733. [Gao Bingli, Gong Jie, Li Yan, et al. Analysis of multi-scalar characteristics of dry and wet conditions in the Yellow River Basin based on SPEI[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(3): 723-733.]

[3] American Meteorological Society. Meteorological drought-policy statement[J]. Bulletin of American Meteorological Society, 1997, 78: 847-849.

[4] 张乐园, 王弋, 陈亚宁. 基于SPEI指数的中亚地区干旱时空分布特征[J]. 干旱区研究, 2020, 37(2): 331-340. [Zhang Leyuan, Wang Yi, Chen Yaning. Study on drought evolution characteristics and teleconnection driving forces based on vegetation condition index in China[J]. Arid Zone Research, 2020, 37(2): 331-340.]

[5] 王飞, 王宗敏, 杨海波, 等. 基于SPEI的黄河流域干旱时空格局研究[J]. 中国科学: 地球科学, 2018, 48(9): 1169-1183. [Wang Fei, Wang Zongmin, Yang Haibo, et al. Study of the temporal and spatial patterns of drought in the Yellow River study of the temporal and spatial patterns of drought in the Yellow River[J]. Scientia Sinica (Terrae), 2018, 48(9): 1169-1183.]

[6] 钱正安, 吴统文, 宋敏红, 等. 干旱灾害和我国西北干旱气候的研究进展及问题[J]. 地球科学进展, 2001, 16(1): 28-38. [Qian Zhengan, Wu Tongwen, Song Minhong, et al. Arid disaster and advances in arid climate researches over northwest China[J]. Advances in Earth Science, 2001, 16(1): 28-38.]

[7] 张强, 张良, 崔显成, 等. 干旱监测与评价技术的发展及其科学挑战[J]. 地球科学进展, 2011, 26(7): 763-778. [Zhang Qiang, Zhang Liang, Cui Xiancheng, et al. Progresses and challenges in drought assessment and monitoring[J]. Advances in Earth Science, 2011, 26(7): 763-778.]

[8] 陈仕豪, 门宝辉, 庞金凤, 等. 基于集成方法重构黄河流域非平稳气象干旱时空特征[J/OL]. 水力发电学报: 1-12 [2024-03-17]. [Chen Shihao, Men Baohui, Pang Jinfeng, et al. Temporal and spatial evolution of reconstructed non-stationary meteorological drought in the Yellow River basin using integrated methods[J/OL]. Journal of Hydroelectric Engineering: 1-12 [2024-03-17].]

[9] 张强, 姚玉璧, 李耀辉, 等. 中国干旱事件成因和变化规律的研究进展与展望[J]. 气象学报, 2020, 78(3): 500-521. [Zhang Qiang, Yao Yubi, Li Yaohui, et al. Progress and prospect on the study of causes and variation regularity of droughts in China[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2020, 78(3): 500-521.]

[10] Kogan F, Sullivan J. Development of global drought-watch system using NOAA/AVHRR data[J]. Advances in Space Research, 1993, 13(5): 219-222.

[11] 李维娇, 王云鹏. 基于VCI的2003—2017年广东省干旱时空变化特征分析[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2020, 52(3): 85-91. [Li Weijiao, Wang Yunpeng. An analysis of the spatial-temporal characteristics of drought in Guangdong based on vegetation condition index from 2003 to 2017[J]. Journal of South China Normal University (Natural Science Edition), 2020, 52(3): 85-91.]

[12] 张强, 高歌. 我国近50年旱涝灾害时空变化及监测预警服务[J]. 科技导报, 2004(7): 21-24. [Zhang Qiang, Gao Ge. The spatial and temporal features of drought and flood disasters in the past 50 years and monitoring and warning services in China[J]. Science & Technology Review, 2004(7): 21-24.]

[13] 王锦杰, 陈昊, 张莹, 等. 基于植被健康指数的2001—2018年间江苏省农业干旱时空分析[J]. 江苏农业科学, 2020, 48(6): 223-231. [Wang Jinjie, Chen Hao, Zhang Ying, et al. Spatial and temporal analysis of agricultural drought in Jiangsu Province from 2001 to 2018 based on vegetation health index[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2020, 48(6): 223-231.]

[14] Kogan Felix N. Operational space technology for global vegetation assessment[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2001, 82(9): 1949-1964.

[15] Sandholt Inge, Rasmussen Kjeld, Andersen Jens. A simple inter-

pretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sensing of environment, 2002, 79(2-3): 213-224.

[16] 牟伶俐, 吴炳方, 闫娜娜, 等. 农业旱情遥感指数验证与不确定性分析[J]. 水土保持通报, 2007, 27(2): 119-122. [Mu Lingli, Wu Bingfang, Yan Nana, et al. Validation of agricultural drought indices and their uncertainty analysis[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2007, 27(2): 119-122.]

[17] 徐明立, 王飞, 徐菲, 等. 基于植被状态指数的中国干旱演变特征及遥相关驱动研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(4): 20-24, 19. [Xu Mingli, Wang Fei, Xu Fei, et al. Study on drought evolution characteristics and teleconnection driving forces based on vegetation condition index in China[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(4): 20-24, 19.]

[18] 向大享, 姜莹, 陈喆, 等. 基于SPI和VHI的长江中下游地区干旱时空特征分析[J]. 长江科学院院报, 2024, 41(3): 153-159, 165. [Xiang Daxiang, Jiang Ying, Chen Zhe, et al. Spatial-temporal characteristics of historical drought in the middle and lower reaches of Yangtze River based on standardized precipitation index and vegetation health index[J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2024, 41(3): 153-159, 165.]

[19] 李新尧, 杨联安, 聂红梅, 等. 基于植被状态指数的陕西省农业干旱时空动态[J]. 生态学杂志, 2018, 37(4): 1172-1180. [Li Xinyao, Yang Lianan, Nie Hongmei, et al. Assessment of temporal and spatial dynamics of agricultural drought in Shaanxi Province based on vegetation condition index[J]. Chinese Journal of Ecology, 2018, 37(4): 1172-1180.]

[20] 翟盘茂, 邹旭恺. 1951—2003年中国气温和降水变化及其对干旱的影响[J]. 气候变化研究进展, 2005, 1(1): 16-18. [Zhai Panmao, Zou Xukai. Changes in Temperature and precipitation and their impacts on drought in China during 1951-2003[J]. Climate Change Research, 2005, 1(1): 16-18.]

[21] 江善虎, 任明明, 章二子, 等. 基于非平稳GEV模型的黄河源区枯季径流演变特征分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 1-7, 63. [Jiang Shanhu, Ren Mingming, Zhang Erzi, et al. Study on evolution characteristics of dry season runoff using a non-stationary GEV model in Source Region of the Yellow River[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(2): 1-7, 63.]

[22] 张志强, 刘欢, 左其亭, 等. 2000—2019年黄河流域植被覆盖度时空变化[J]. 资源科学, 2021, 43(4): 849-858. [Zhang Zhiqiang, Liu Huan, Zuo Qiting, et al. Spatiotemporal change of fractional vegetation cover in the Yellow River Basin during 2000-2019[J]. Resources Science, 2021, 43(4): 849-858.]

[23] 薛联青, 王文壮, 刘远洪, 等. 黄河流域植被总初级生产力对持续性干旱水分亏缺的响应[J]. 水资源保护, 2024, 40(3): 44-51. [Xue Lianqing, Wang Wenzhuang, Liu Yuanhong, et al. Response of gross primary productivity of vegetation to persistent drought-induced water deficit in the Yellow River Basin[J]. Water Resources Protection, 2024, 40(3): 44-51.]

[24] 杨泽康, 田佳, 李万源, 等. 黄河流域生态环境质量时空格局与演变趋势[J]. 生态学报, 2021, 41(19): 7627-7636. [Yang Zekang, Tian Jia, Li Wanyuan, et al. Spatio-temporal pattern and evolution trend of ecological environment quality in the Yellow River Basin[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(19): 7627-7636.]

[25] 黎云云, 畅建霞, 樊晶晶, 等. 气候和土地利用变化下黄河流域农业干旱时空演变及驱动机制[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19): 84-93. [Li Yunyun, Chang Jianxia, Fan Jingjing, et al. Agricultural drought evolution characteristics and driving mechanisms in the Yellow River Basin under climate and land use changes[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(19): 84-93.]

[26] 陈令仪, 朱秀芳, 唐宜娟, 等. 黄河流域气象水文干旱时滞效应与影响因素分析[J]. 地理科学, 2023, 43(10): 1861-1868. [Chen Lingyi, Zhu Xiufang, Tang Yijuan, et al. Time lag effect and influencing factors of meteorological and hydrological drought in the Yellow River Basin[J]. Scientia Geographica Sinica, 2023, 43(10): 1861-1868.]

[27] Senyanzobe J M V, Mulei Josephine M, Bizuru Elias, et al. Impact of *Pteridium aquilinum* on vegetation in Nyungwe Forest, Rwanda [J]. Heliyon, 2020, 6(9): e04806.

[28] 乔龙鑫, 郑泽琳, 马晓岩, 等. 2003—2021年黄河流域逐月1 km分辨率VCI和TCI干旱指标数据集[J]. 中国科学数据(中英文网络版), 2023, 8(2): 223-233. [Qiao Longxin, Zheng Zelin, Ma Xiaoyan, et al. A dataset of monthly VCI and TCI drought indices at a resolution of 1 km in the Yellow River Basin (2003-2021)[J]. China Scientific Data, 2023, 8(2): 223-233.]

[29] 梁守真, 王猛, 韩冬锐, 等. TVDI与土壤湿度关系的多时间尺度分析与旱情监测[J]. 水土保持研究, 2024, 31(2): 149-157. [Liang Shouzhen, Wang Meng, Han Dongrui, et al. Analysis of relationship between temperature vegetation dryness index and soil moisture at multiple temporal scales and drought monitoring[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(2): 149-157.]

[30] 夏浩铭. 黄河流域TCI、VCI、VHI、TVDI逐年1 km分辨率数据集（2003-2022年）[DB/OL]. 国家冰川冻土沙漠科学数据中心, 2023. [Xia Haoming. A dataset of annual TCI, VCI, VHI and TVDI with the resolution of 1 km in the Yellow River Basin (2003-2022)[DB/OL]. National Cryosphere Desert Data Center , 2023.]

[31] 沙寅涛, 刘戈, 赵晓阳, 等. 2003—2022年黄河流域TCI、VCI、VHI、TVDI逐年1 km分辨率数据集[J]. 中国科学数据(中英文网络版), 2024, 9(2): 166-180. [Sha Yintao, Liu Yi, Zhao Xiaoyang, et al. A dataset of annual TCI, VCI, VHI and TVDI with the resolution of 1 km in the Yellow River Basin (2003-2022) [J]. China Scientific Data, 2024, 9(2): 166-180.]

[32] 彭守璋. 中国1 km分辨率逐月平均气温数据集(1901—2021). [DB/OL]. 时空三极环境大数据平台, 2019. [Peng Shouzhang. 1 km monthly mean temperature dataset for China (1901—2021)[DB/OL]. A Big Earth Data Platform for Three Poles, 2019.]

[33] Zhao Xiaoyan, Xia Haoming, Liu Baoying, et al. Spatiotemporal comparison of drought in Shaanxi-Gansu-Ningxia from 2003 to 2020 using various drought indices in google earth engine[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1570.

[34] 唐丽霞. 黄土高原清水河流域土地利用/气候变异对径流泥沙的影响[D]. 北京: 北京林业大学, 2009. [Tang Lixia. Effects of Landuse/Climate Variability on the Runoff and Sediment in Qingshuihe Watershed on the Loess Plateau, West Shanxi Province, China[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2009.]

[35] 黄河流域水土保持基础边界数据集[DB/OL]. 国家冰川冻土沙漠科学数据中心, 2018. [Basic boundary data set of soil and water conservation in the Yellow River Basin[DB/OL]. National Cryosphere Desert Data Center, 2018.]

[36] Liu Qionghuan, Wang Xiuhong, Zhang Yili, et al. Vegetation degradation and its driving factors in the farming-pastoral ecotone over the countries along Belt and Road Initiative[J]. Sustainability, 2019, 11(6): 1590.

[37] 郭仲平. 数量遗传分析[M]. 北京: 北京师范学院出版社, 1986. [Guo Zhongping. Quantitative Characters Genetic Analysis[M]. Beijing: Beijing Normal University Publishing House, 1986.]

[38] 谢舒笛, 莫兴国, 胡实, 等. 三北防护林工程区植被绿度对温度和降水的响应[J]. 地理研究, 2020, 39(1): 152−165. [Xie Shudi, Mo Xingguo, Hu Shi, et al. Responses of vegetation greenness to temperature and precipitation in the Three-North Shelter Forest Program[J]. Geographical Research, 2020, 39(1): 152−165.]

[39] 胡波, 陈丽华. 黄土高原不同林地土壤水分特征及影响因子通径分析[J]. 中国水土保持科学(中英文), 2021, 19(1): 79−86. [Hu Bo, Chen Lihua. Characteristics of soil moisture and path analysis of influencing factors on different forest lands on the Loess Plateau [J]. Science of Soil and Water Conservation, 2021, 19(1): 79−86.]

[40] 王雄, 张翀, 李强. 黄土高原植被覆盖与水热时空通径分析[J]. 生态学报, 2023, 43(2): 719−730. [Wang Xiong, Zhang Chong, Li Qiang. Path analysis between vegetation coverage and climate factors in the Loess Plateau[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(2): 719−730.]

[41] 徐勇, 盘钰春, 邹滨, 等. 定量评估气候变化对长江中下游地区植被GPPGS变化的影响[J]. 环境科学, 2024, 45(3): 1615−1628. [Xu Yong, Pan Yuchun, Zou Bin, et al. Quantitative assessment of the impact of climate change on the growing season of vegetation gross primary productivity in the middle and lower reaches of the Yangtze River[J]. Environmental Science, 2024, 45(3): 1615−1628.]

[42] 张秀梅, 马波, 张怡捷. 基于机器学习的东非植被变化因子重要性分析[J]. 水土保持通报, 2023, 43(6): 227−236. [Zhang Xiumei, Ma Bo, Zhang Yijie. Importance analysis of vegetation change factors in East Africa based on machine learning[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2023, 43(6): 227−236.]

[43] 刘俊文, 谢劭峰, 钟雁琴, 等. 基于MLP神经网络的中国南方地区多因子PWV预测模型[J]. 中国科技论文, 2024, 19(1): 99−107, 122. [Liu Junwen, Xie Shaofeng, Zhong Yanqin, et al. A multi-factor PWV prediction model based on MLP neural network for southern China[J]. China Sciencepaper, 2024, 19(1): 99−107, 122.]

[44] 张世虎, 王一峰, 侯勤正, 等. 青海省干旱指标时空变化特征与气候指数的关系[J]. 草业科学, 2015, 32(12): 1980−1987. [Zhang Shihu, Wang Yifeng, Hou Qinzheng, et al. Spatial and temporal characteristics of aridity index and association with AO and ENSO in Qinghai Province[J]. Pratacultural Science, 2015, 32(12): 1980−1987.]

[45] 尹国应, 张洪艳, 张良培. 2001—2019年长江中下游农业干旱遥感监测及植被敏感性分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1245−1256, 1270. [Yin Guoying, Zhang Hongyan, Zhang Liangpei. Remote sensing monitoring of agricultural drought and vegetation sensitivity analysis in the middle and lower reaches of the Yangtze River from 2001 to 2019[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(8): 1245−1256, 1270.]

[46] 袁文平, 周广胜. 干旱指标的理论分析与研究展望[J]. 地球科学进展, 2004, 19(6): 982−991. [Yuan Wenping, Zhou Guangsheng. The oratical study and research prospect on drought indices[J]. Advances in Earth Science, 2004, 19(6): 982−991.]

[47] 巩杰, 高秉丽, 李焱, 等. 1960—2020年黄河流域气候干湿状况时空分异及变化趋势[J]. 中国农业气象, 2022, 43(3): 165−176. [Gong Jie, Gao Bingli, Li Yan, et al. Spatiotemporal variation of climate dry-wet condition and its potential trend in the Yellow River Basin from 1960 to 2020[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2022, 43(3): 165−176.]

[48] Wang Fei, Wang Zongming, Yang Haibo, et al. Copula-based drought analysis using Standardized Precipitation Evapotranspiration Index: A case study in the Yellow river basin, China[J]. Water, 2019, 11(6): 1298.

[49] Sidor Cristian Gheorghe, Popa Ionel, Vlad Radu, et al. Different tree-ring responses of Norway spruce to air temperature across an altitudinal gradient in the Eastern Carpathians (Romania)[J]. Trees, 2015, 29(4): 985−997.

[50] Shi Shangyu, Yu Jingjie, Wang Fei, et al. Quantitative contributions of climate change and human activities to vegetation changes over multiple time scales on the Loess Plateau[J]. Science of the Total Environment, 2021, 755: 142419.

Analysis of the influence of environmental conditions on the vegetation drought index in the Yellow River Basin

YANG Xiaojuan[1,2], HAN Lixin[1,2], LYU Chao[1,2]
(1. Shuifa Plannning & Design Limited Company, Jinan 250000, Shandong, China; 2. Shandong Lake Basin Management & Informationize Engineering Technology Research Center, Jinan 250000, Shandong, China)

Abstract: In this study, we aimed to clarify the spatial response of different vegetation drought indices to climate change in the Yellow River Basin. We selected the vegetation condition index (VCI), vegetation health index (VHI), and temperature vegetation drought index (TVDI), along with precipitation, temperature, and evapotranspiration data from 2003 to 2022. Using trend analysis, spatial path analysis, and multi-layer perceptron regression analysis, we examined the spatial and temporal variation characteristics of the three drought vegetation indices in the Yellow River Basin. Our findings reveal the direct, indirect, and overall effects of climatic factors on drought in the Yellow River Basin. The results show the following: (1) During the 20 years under study, VCI and VHI showed a fluctuating upward trend, while TVDI remained stable without significant increases or decreases. Spatially, the temperate-warm temperate boundary is delineated, revealing significant reductions in TVDI in the southeast and VHI in the northwest. (2) Precipitation has the strongest direct effect on VCI, while temperature exerts the most significant direct influence on TVDI. Additionally, the indirect effects of precipitation on TVDI and temperature on VHI are also substantial. TVDI is primarily inhibited by precipitation, while temperature predominantly enhances VCI and VHI. (3) The four drought indices exhibited a negative correlation with precipitation and temperature and a positive correlation with potential evapotranspiration. Potential evapotranspiration is the primary influencing factor for TVDI, while temperature is the main influencing factor for both VCI and VHI. Among these indices, the VHI is the most suitable for drought assessment in the Yellow River Basin. Our study offers a theoretical basis for vegetation drought assessment and management in the Yellow River Basin.

Keywords: Yellow River Basin; drought; path analysis; Multi-Layer Perceptron (MLP) regression analysis; vegetation condition index